

Обнаружение и различение объектов на зашумленных изображениях

В. Ю. Волков

*Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина);
Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения
vl_volk@mail.ru*

Аннотация. Целью работы является изучение адаптивного алгоритма обнаружения и различения компактных объектов по их площади и форме. Для анализа были рассмотрены монохромные изображения, присущие системам дистанционного зондирования. Адаптивный многопороговый подход основан на формировании набора бинарных срезов, которые используются для морфологической обработки путем выбора объектов, анализа их геометрических характеристик и последующей установки порога для принятия решений. Использование результатов селекции для решения задач различения и распознавания интересующих объектов по форме очень перспективно, поэтому важной задачей является оценка эффективности алгоритма при действии шума. Рассмотрен пример обнаружения компактного объекта в форме диска и различения его от объектов другой формы, в частности, от квадрата. Рассмотрены свойства статистики тестирования, влияние параметров алгоритма на их характеристики и рассчитаны характеристики обнаружения. Эффективность алгоритма проверяется для реального изображения, содержащего компактные объекты, представляющие интерес.

Ключевые слова: адаптивное обнаружение, многопороговая обработка, перколяция, различение объектов

I. ВВЕДЕНИЕ

Проблемы обнаружения, выделения и локализации интересующих объектов на зашумленных изображениях актуальны при анализе изображений, получаемых различными системами дистанционного наблюдения, и поэтому интенсивно изучаются в последние десятилетия [1–6]. Основными различиями между объектами и шумовыми структурами являются связность точек объекта, изоляция объектов друг от друга и контраст интенсивностей. Чаще всего для решения задачи используется пороговая сегментация, и пороговые значения могут быть глобальными или локальными.

Теоретические пороговые значения для данного критерия оптимальности могут использоваться только при известной статистике объектов и фона. В практических задачах такая информация недоступна, поэтому используется адаптация пороговых уровней. Многие объекты, представляющие интерес, характеризуются компактностью, которую можно количественно оценить и использовать для повышения качества обнаружения и селекции. Также важным параметром является площадь объектов. Для этого параметра обычно задается диапазон значений.

Различные варианты многопороговой обработки основаны на свойствах гистограммы исходного изображения [7, 8] и, как правило, не учитывают свойства интересующих объектов и результаты их выделения. Для гетерогенных объектов в [6] исследуется подход, который предполагает построение трехмерной иерархической структуры объектов на основе многопороговой обработки с использованием эффекта перколяции. Такой подход позволяет связать свойства фрагментов объекта в соседних бинарных слоях и построить иерархическую структуру для последующей сегментации.

Учитывая перспективы использования результатов селекции для решения задач различения и распознавания интересующих объектов по форме, важной задачей является оценка эффективности алгоритма при действии шума. В данной статье исследуется обнаружение компактного объекта в виде диска на фоне шума и различение объектов в форме диска и квадрата. Рассмотрены свойства решающих статистик, влияние параметров алгоритма и рассчитаны характеристики обнаружения. Кроме того, эффективность алгоритма проверяется на реальном изображении, содержащем компактные объекты, представляющие интерес.

II. МНОГОПороГОВЫЙ АлГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ И СЕЛЕКЦИЕЙ ОБЪЕКТОВ

Обнаружение и селекция компактных объектов с учетом ограничений по площади и коэффициенту компактности рассмотрены в [6]. Исследуемый алгоритм многопороговой селекции использует в качестве полезной характеристики коэффициент удлинения периметра объекта $P_S = P^2/4\pi S$, где P – периметр объекта, S – его площадь [9]. Эта характеристика является геометрическим инвариантом и имеет минимальное теоретическое значение, равное единице для объекта в форме диска. Однако, измеренный на зашумленных изображениях, этот коэффициент может значительно увеличиться даже для компактного объекта из-за появления фрактальных шумовых структур на его границах, которые резко увеличивают периметр объекта. Это существенно влияет на качество выбора, особенно при малых соотношениях сигнал/шум. Поэтому необходим подробный анализ характеристик этого метода, который приведен в данной статье.

Многопороговый алгоритм, предложенный и исследованный в [6], строит трехмерную иерархическую структуру объектов на основе набора двоичных срезов интенсивности, полученных с увеличением пороговых значений. В этой структуре интересующий объект может располагаться на нескольких бинарных слоях, в

зависимости от его интенсивности и текстуры. Это состояние объекта определяется скоростью уменьшения его площади с увеличением порога. Для характеристики данного свойства вводится коэффициент K_S , равный отношению последующего значения площади объекта к полученному на предыдущем срезе.

Ограничение этого коэффициента влияет на количество новых объектов, которые появляются вместо исходного, когда его фрагментация увеличивается с увеличением порога. Однозначное определение преемника исходного объекта возможно, если этот коэффициент больше 0,5. Когда он увеличивается до единицы, на каждом слое создаются новые объекты из фрагментов объекта на предыдущем слое. Таким образом, одним из параметров алгоритма является граничное значение коэффициента устойчивости площади объекта K_P . Если при увеличении порога T на ΔT его площадь $S_{T+\Delta T} < K_P S_T$, то считается, что данный объект «погиб», а на его месте из фрагментов образуются новые объекты. Еще два параметра алгоритма связаны с селекцией и удалением объектов, имеющих площади, меньшие S_{\min} и по коэффициенту компактности P_S , который ограничивается сверху значением $P_{S\max}$.

Для определенности и уточнения влияния формы объекта на характеристики обнаружения рассмотрим объект в форме диска, который появляется в гауссовом шуме. В пикселях, занятых объектом, наблюдается (положительный) сдвиг в математическом ожидании распределения. Отношение сигнал/шум определяется как сдвиг, отнесенный к среднеквадратичному значению шума. Рис. 1 показывает входные и выходные изображения для оптимального обнаружения сдвига в каждом пикселе в соответствии с критерием Неймана-Пирсона с вероятностью ложной тревоги $F = 0,01$ и с отношением сигнал/шум $d = 2,326$.

Есть две причины, по которым нежелательно использовать накопление пикселей по площади объекта для увеличения отношения сигнал/шум. Во-первых, размер объекта часто неизвестен, а во-вторых, накопление разрушает границы объекта, которые очень информативны.

Селекция объектов является эффективным средством повышения эффективности алгоритмов. Рис. 2 показывает зависимости вероятности ложной тревоги от порогового уровня в случае удаления объектов с площадью, меньшей, чем S_{\min} , из выходного двоичного изображения. В этом случае можно увеличить вероятность правильного обнаружения объекта за счет снижения порогового уровня.

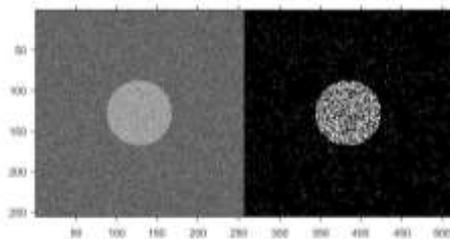


Рис. 1. Входное (слева) и выходное (справа) изображения с пороговой бинаризацией по критерию Неймана-Пирсона

Аналогичный эффект снижения вероятности ложной тревоги наблюдается и в случае селекции объектов по компактности. На рис. 3 показан эффект совместной селекции объектов по площади и компактности при

$P_{S\max} = 10$. Таким образом, селекция позволяет значительно очистить выходное изображение от остатков фона.

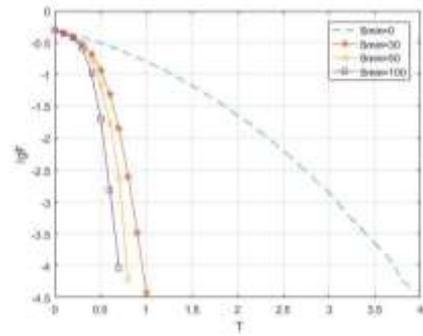


Рис. 2. Уменьшение вероятности ложной тревоги при удалении мелких объектов с $S < S_{\min}$ после селекции по площади

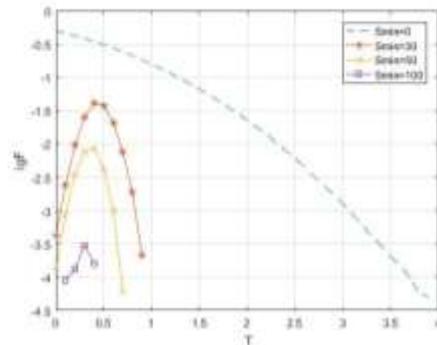


Рис. 3. Уменьшение вероятности ложной тревоги при удалении объектов с $P_S > P_{S\max}$ после селекции по компактности

Многопороговый алгоритм определяет наилучший порог бинаризации для каждого объекта, который соответствует минимальному значению коэффициента компактности P_S . В случае чистого шума выбранные объекты имеют разные коэффициенты компактности, распределение которых по объектам показано на рис. 4а для $K_P = 0,5$. Оно довольно хорошо аппроксимируется по форме логнормальным распределением с эквивалентным математическим ожиданием и дисперсией, в то время как отношение среднего к медиане составляет примерно 1,5.

Когда появляется полезный объект, это распределение становится шире (рис. 4б), и становится отличным от логнормального. Информативным параметром является минимальное значение P_S , которое связано с оптимальным порогом T_{opt} . Для компактных объектов алгоритм находит этот минимум при высоких пороговых значениях, а для фоновых объектов – при более низких значениях.

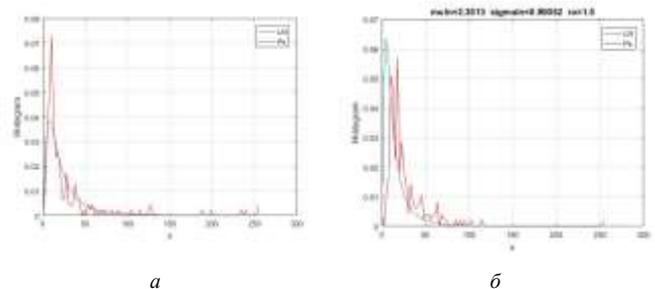


Рис. 4. Распределение коэффициента компактности P_S по объектам: а – в чистом шуме; б – при появлении диска с $d = 10$

Решающими статистиками, позволяющими обнаружить и выделить компактные объекты могут быть минимальные коэффициенты P_S , соответствующие им оптимальные пороги T_{opt} , а также значения площадей выделенных объектов. Алгоритм формирует набор объектов, которые индексируются по их пороговым значениям, как показано на рис. 5 (слева – для чистого шума, справа – для диска в шуме с $d = 10$). Объект интереса можно выделить, выбрав, например, максимальное пороговое значение. Рис. 6 показывает выходное изображение для всех выбранных объектов (слева) и извлеченный диск с использованием максимального порогового значения (справа).

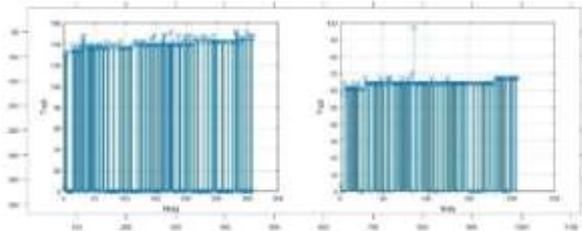


Рис. 5. Распределения оптимальных пороговых значений для объектов

Характеристики обнаружения получены путем моделирования с числом итераций $M = 100$ и представлены на рис. 7. Параметры селекции K_P , S_{min} и P_{Smax} были выбраны таким образом, чтобы вероятность ложной тревоги была меньше $F = 0,01$ (см. рис. 4). Пунктирная линия соответствует детектору Неймана-Пирсона для той же вероятности ложной тревоги, которая вычисляется по формулам $DT = \Phi(d - t_{NP})$, где $t_{NP} = 2.326$ – пороговое значение для $F = 0,01$, с использованием интеграла вероятности Φ в форме Лапласа.

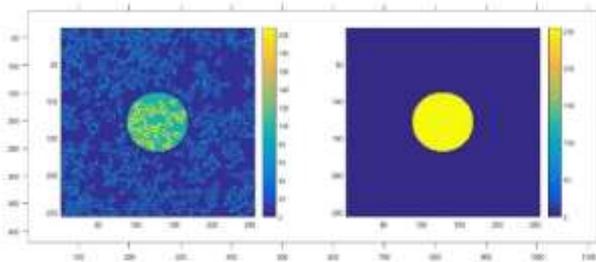


Рис. 6. Все отселектированные объекты с $d = 10$ (слева) и извлеченный диск с использованием максимального порогового значения (справа)

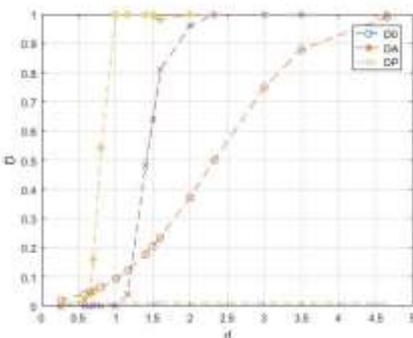


Рис. 7. Характеристика обнаружения диска в шуме при $K_P = 0,5$; $S_{min} = 50$; $P_{Smax} = 20$ (сплошная линия); DA – селекция объектов по максимальной площади; DP – по коэффициенту компактности; D0 – характеристика обнаружителя Неймана-Пирсона при $F = 0,01$ (пунктирная линия)

Как следует из анализа, алгоритм многопороговой селекции обеспечивает существенный выигрыш в качестве обнаружения компактных объектов по сравнению с известными процедурами. Алгоритм имеет три параметра для управления процессом, которые легко понять физически. Он нечувствителен к изменениям масштаба изображения, если не учитывать селекцию по площади. Форма интересующего объекта также сохраняется, что важно в задачах различения компактных объектов по форме.

Ситуация различения двух компактных объектов в форме диска и квадрата в шуме по значению коэффициента компактности представлена на рис. 8. Оценки этого коэффициента оказываются зависящими от отношения сигнал/шум d , как показано на рис. 9а. При достаточно больших отношениях сигнал/шум эти коэффициенты стремятся к теоретическим значениям ($P_S = 1$ для чистого диска и $P_S = 1,2441$ для чистого квадрата). Таким образом, распознавание каждого из объектов по абсолютному значению измеряемого коэффициента P_S затруднено.

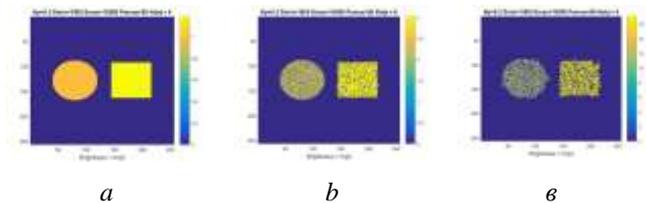


Рис. 8. Результаты различения объектов в шуме для $d = 20; 5; 3$ (а; б; в). Цвет объекта соответствует его значению P_S

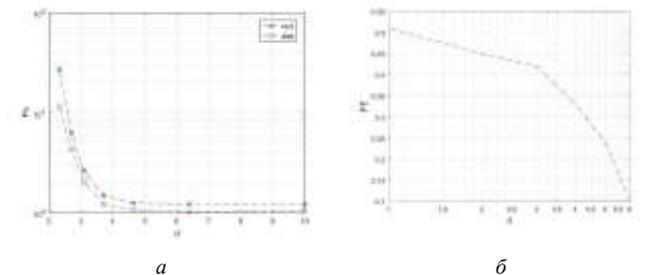


Рис. 9. Различение диска и квадрата: а – зависимости оценок коэффициента компактности P_S от отношения сигнал/шум для диска (disk) и квадрата (rect); б – средняя вероятность ошибки различения диска от квадрата в зависимости от отношения сигнал/шум при числе испытаний $M = 100$

Однако разница в этих оценках позволяет различить диск и квадрат, если эти объекты присутствуют на изображении вместе. В этом случае алгоритм позволяет отличить по шуму диск (наиболее компактный объект) от другого объекта с меньшей компактностью. Увеличение уровня шума приводит к потере формы объектов из-за появления фрактальных шумовых процессов по периметру. Алгоритм уверенно отличает диск от квадрата при $d > 6$, но при более низких значениях его эффективность резко падает, как показано на рис. 9б.

III. ОБНАРУЖЕНИЕ И РАЗЛИЧЕНИЕ КОМПАКТНЫХ ОБЪЕКТОВ НА РЕАЛЬНОМ ИЗОБРАЖЕНИИ

Пример многопороговой обработки реального изображения на рис. 10 иллюстрирует эффективность использования коэффициента компактности P_S для обнаружения компактных объектов по форме. Каждый

изолированный объект выделяется отдельно и может быть локализован и измерен.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрена проблема обнаружения и различения компактных объектов на монохромных изображениях, генерируемых системами дистанционного наблюдения. Для исследования был выбран адаптивный многопороговый алгоритм с селекцией объектов по площади и по коэффициенту удлинения периметра.

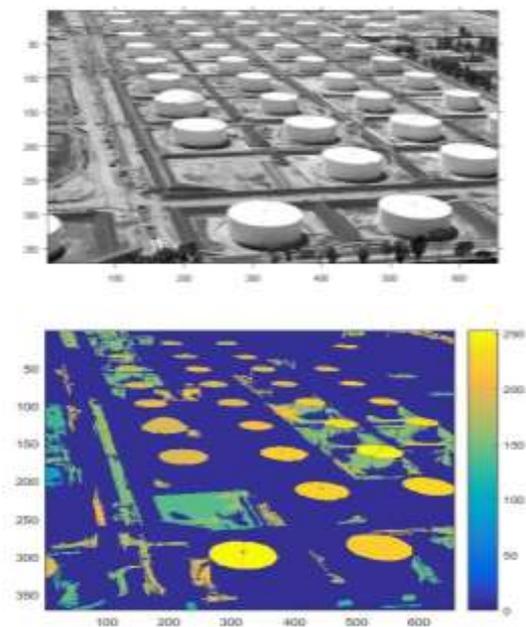


Рис. 10. Реальное изображение с компактными объектами (вверху) и результаты выделения по минимальному значению коэффициентов компактности (внизу)

Для обнаружения и различения компактных объектов можно использовать минимальные значения коэффициентов компактности, максимальные значения оптимальных порогов, а также максимальные площади объектов. Эффективность алгоритма проверена на реальном изображении, содержащем компактные объекты.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] G. Cheng, J. Han, "A survey on object detection in optical remote sensing images," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 117, pp. 11–28, 2016.
- [2] E. Arias-Castro, G. R. Grimmert, "Cluster detection in networks using percolation," *Bernoulli*, vol. 19(2), pp. 676–719, 2013.
- [3] G.P. Patil, C. Taillie, "Upper level set scan statistic for detecting arbitrarily shaped hotspots," *Environmental and Ecological Statistics*, vol. 11, pp. 183–197, 2004.
- [4] W. Zhou, A. Troy, "An Object-Oriented Approach for Analyzing and Characterizing Urban Landscape at the Parcel Level," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29(11), pp. 3119–3135, 2008.
- [5] H. Gu, Y. Han, Y. Yang, H. Li, Z. Liu, U. Soergel, T. Blaschke, S. Cui, "An efficient parallel multi-scale segmentation method for remote sensing imagery," *Remote Sensing*, vol. 10(4), pp. 590–608, 2018.
- [6] V. Yu. Volkov, M.I. Bogachev, "Detection and extraction of objects in digital images," *2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2020*, 9134228.
- [7] B.D. Shivahare, S.K. Gupta, "Multilevel Thresholding based Image Segmentation using Whale Optimization Algorithm," *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, vol. 8, Issue-12, October 2019.
- [8] E. Cuevas, A. González, F. Fausto, D. Zaldívar, M. Pérez-Cisneros, "Multithreshold Segmentation by Using an Algorithm Based on the Behavior of Locust Swarms," *Mathematical Problems in Engineering*, Article ID 805357, 2015.
- [9] R.C. Gonzales, R.E. Woods, *Digital Image Processing*, 4ed. Pearson, 2018.